

基于代理模型的 YASA AFPM 电机多目标分层优化设计

刘慧娟, 刘广冬, 易元元

(北京交通大学 电气工程学院, 北京 100044)

摘要: 为了提高 YASA AFPM 电机的多目标电磁优化效率, 降低优化算法复杂性和三维有限元分析成本, 提出一种基于代理模型的多目标分层优化策略。首先, 根据灵敏度分析, 结合目标偏好, 将优化目标和优化变量分为两层。然后, 对于第一层 5 维变量的优化问题, 建立一种 Kriging 代理模型, 对模型精度进行了检验, 并与人工神经网络和支持向量机代理模型进行了对比分析; 对于第二层 3 维变量的优化问题, 建立多项式响应面代理模型, 研究优化变量之间的交互影响。最后, 结合非支配排序遗传算法 II 得到最优 Pareto 解集, 在可行解中选取转矩脉动最小的方案为最优解, 实现转矩脉动降低 68.9%, 效率提升 0.624%, 成本下降 2.2%, 同时满足输出功率要求, 验证了优化方法的有效性。

关键词: 无磁轭分段电枢轴向磁通永磁电机; 多目标分层优化设计; 分段偏移永磁体; Kriging 代理模型; 多项式响应面模型; 非支配排序遗传算法 II

DOI: 10.15938/j.emc.2025.03.006

中图分类号: TM351

文献标志码: A

文章编号: 1007-449X(2025)03-0059-15

Multi-objective hierarchical optimization design of YASA AFPM motor based on surrogate models

LIU Huijuan, LIU Guangdong, YI Yuanyuan

(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In order to improve efficiency of multi-objective electromagnetic optimization of YASA AFPM motor, reduce the complexity of optimization algorithm and the cost of three-dimensional finite element simulation, a multi-objective hierarchical optimization strategy based on surrogate model was proposed. First, according to the sensitivity analysis, combined with the target preference, the optimization objectives and optimization variables were divided into two layers. Then, for the first layer of 5-dimensional variable optimization problem, a Kriging model was established, accuracy of the model was tested, and the comparison with artificial neural network and support vector machine surrogate models was analyzed. A polynomial response surface surrogate model was established for the second layer optimization problem with 3-dimensional variable, and the interaction between the optimized variables was studied. Finally, the optimal Pareto solution set was obtained by combining non-dominated sorting genetic algorithm II (NS-GAII), and the scheme with the smallest torque ripple was selected as the optimization result among the feasible solutions. The torque ripple was reduced by 68.9%, the efficiency was improved by 0.624%,

收稿日期: 2024-05-27

基金项目: 北京交通大学自然科学基金横向项目 (E24L02100)

作者简介: 刘慧娟 (1967—), 女, 博士, 教授, 研究方向为新型电机的运行理论及控制;

刘广冬 (1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为轴向磁通永磁电机的电磁优化设计;

易元元 (1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为直线电机、永磁电机的电磁优化设计。

通信作者: 刘慧娟

and the cost was decreased by 2.2%, satisfying the output power requirements. Effectiveness of the optimization strategy was validated.

Keywords: axial-flux permanent magnet motor with yokeless and segmented armature; multi-objective hierarchical optimization design; segmented and offset permanent magnet; Kriging surrogate model; polynomial response surface model; non-dominated sorting genetic algorithm II

0 引言

轴向磁通永磁(axial flux permanent magnet, AFPM)电机具有轴向磁路短,结构紧凑,功率密度和转矩密度高等特点^[1],在电动汽车^[2-3]、风力发电^[4]、储能系统^[5]和航空航天等领域具有可持续的应用前景。定子无磁轭分段电枢(yokeless and segmented armature, YASA) AFPM 电机具有模块化的拓扑结构,便于生产,分数槽集中绕组的结构降低了制造成本。YASA AFPM 电机已经被成功用于新能源汽车驱动系统^[6]。

针对 AFPM 电机的多目标电磁优化设计,选择合理的建模方法和优化方式对提高优化效率至关重要。其中,基于路模型和解析模型的优化方法,能有效避免三维有限元分析(three-dimensional finite element analysis, 3D FEA)带来的耗时问题。文献[7]研究了无铁心 AFPM 电机扁线绕组涡流损耗的解析计算方法,并以绕组铜耗最小为优化目标,建立了绕组最优参数的求解公式。文献[8-10]均基于尺寸方程和遗传算法对 AFPM 电机进行了优化。文献[8]优化了 12 种不同极槽组合的小型 YASA AFPM 直驱式风力发电机的体积、成本和质量,实现了电机的轻量化;文献[9]在优化了开槽 TORUS 电机的反电动势谐波畸变率(total harmonic distortion, THD)、功率密度和齿槽转矩的基础上,研究了改变绕组结构和永磁体偏斜对反电势 THD 和齿槽转矩的影响,对电机进行了再优化,提高了电机的综合性能;文献[10]通过优化大幅降低了一台双定子单转子 30 kW 变速 AFPM 同步发电机的有效材料成本。文献[11]基于 AFPM 电机的等效二维模型,利用子域法和麦克斯韦张量法推导了电磁转矩的解析表达式,结合遗传算法进行优化,降低成本的同时,提高了平均电磁转矩。文献[12]基于等效磁路法,研究了定子外径、内外径比值等 4 个参数对 YASA AFPM 电机损耗和效率的影响,并给出了铁耗、铜耗、附加损耗的解析表达式,对效率进行了优化,提升了电机

的高效性。但上述解析模型和路模型的建立是基于大量简化条件的,并且解析表达式的推导也需要大量复杂的计算,故普适性较低,适合用于电机设计的初始阶段。

相比于解析模型,代理模型的时间成本更低,普适性和鲁棒性更高,能通过插值、拟合等方式实现高精度预测,是电机多学科优化的最佳选择^[13]。文献[14]提出了一种具有动态样本池的两级辅助代理差分进化算法,对单边 AFPM 电机和双定子的无铁心 AFPM 电机的重量和总损耗进行了优化,使用较少的 3D FEA 方案就得到了准确的 Pareto 前沿,但算法实现过程比较复杂。文献[15]基于 Kriging 代理模型和 3D FEA,将用于方程式赛车的单边 AFPM 电机和 YASA 电机作为优化对象,有效降低了电磁损耗和电机有效重量,但是,没有针对代理模型的精度进行评估。文献[16]采用响应面法和 NSGAII 算法对一台 YASA 结构的小型 AFPM 风力发电机的感应电动势、感应电动势 THD 和齿槽转矩进行了多目标优化,验证了偏好优化设计的有效性,但仅考虑了 3 个优化变量。文献[17]采用响应面法和一种多目标多元优化(MOMVO)算法,以转矩和反电势作为约束,降低了一台 AFPM 无刷直流微电机的体积,并提高了焦耳效率。文献[18]提出了一种代理辅助多目标优化(SAMOO)算法,优化了电动自行车使用的 AFPM 电机的电磁转矩和转矩脉动,能在调用少量函数的前提下,得到分布良好的 Pareto 解集,但优化过程中只考虑了 3 维变量,没有对算法在更高维度优化空间的性能进行研究。文献[19]采用支持向量机(support vector machine, SVM)建立了 YASA AFPM 驱动电机转矩密度和转矩脉动的代理模型,采用文化差分进化算法对这两个目标进行了优化。响应面法、机器学习算法等代理模型除了应用于 AFPM 电机的优化以外,也被广泛应用于径向磁通电机的多目标优化设计^[20-25]。

基于上述研究现状,本文提出一种基于分层策略的 Kriging 代理模型和响应面模型,结合 NSGAII 算法对 YASA AFPM 驱动电机进行多目标优化设

计。首先,永磁体分段偏移并采用最优偏移角度,根据参数灵敏度分析结果和目标偏好,将4个优化目标和8个设计变量分为两层。然后,针对第一层优化建立 Kriging 代理模型,对模型准确性进行交叉验证,并与人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 和 SVM 两种代理模型进行对比分析。接着,针对第二层优化建立二阶多项式响应面 (second-order polynomial response surface, SOPRS) 代理模型。最后,得到最优 Pareto 解集,将优化方案与初始设计的电磁性能进行对比,验证优化策略的有效性。分层代理模型的引入大大提高优化效率。

1 YASA AFPM 电机的初始设计

1.1 YASA AFPM 电机的拓扑结构

本文所研究的 YASA AFPM 驱动电机的拓扑结构如图 1 所示,分块定子使用软磁复合 (soft magnetic composite, SMC) 材料压制成型,没有磁轭连接,减少了磁性材料,对称双转子结构有利于平衡轴向力,轴向磁路短,分数槽集中绕组结构缩短了绕组端部,有效提高了槽填充系数。稀土永磁体 NdFe35 贴于转子铁心表面,绕组为齿绕线圈。

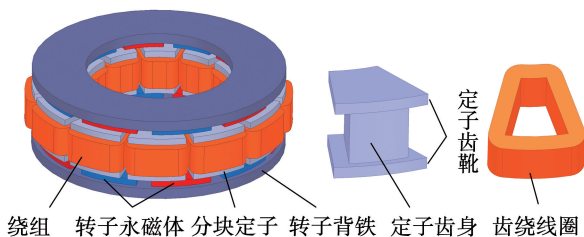


图 1 YASA AFPM 电机的拓扑结构
Fig.1 Topology of YASA AFPM motor

1.2 YASA AFPM 电机设计要求和初始模型参数

本文所研究的 YASA AFPM 电机用作电动汽车轮边驱动电机,设计性能要求如表 1 所示。

表 1 YASA AFPM 电机的性能要求

Table 1 Performance requirements for YASA AFPM motor

参数	数值
额定功率 P_r /kW	15.5
额定转速 n_r /(r/min)	3 000
额定扭矩 T_r /(N·m)	≥49.21
转矩脉动系数 c_{rp} /%	≤3.5
有效材料成本 C_a /元	≤820
定子外径 D_o /mm	≤195
电机的有效重量 m_a /kg	≤15

通过推导, YASA AFPM 电机的额定功率^[26]可表示为

$$P_r = \frac{\pi^2}{4} k_e k_i k_p B_{ag} A_s \frac{f_c}{p} (1 - k_d^2) \frac{1 + k_d}{2} D_o^3 \quad (1)$$

式中:常数 k_e 为电动势系数,与绕组分布和每极磁通量有关;常数 k_i 为电流波形系数;常数 k_p 为电磁功率波形系数^[27]; B_{ag} 为气隙磁通密度; A_s 为电负荷; f_c 为电频率; p 为电机转子极对数; k_d 为定子内外径比值; D_o 为定子外径。

电负荷可表示为

$$A_s = \frac{4mN_{ph}I_{rms}}{\pi D_o(1 + k_d)} \quad (2)$$

式中: m 为相数; N_{ph} 为每相绕组匝数; I_{rms} 为通入绕组的电流有效值。

根据 YASA AFPM 电机的尺寸方程,结合电磁性能要求,电机的初始设计参数及数值如表 2 所示,部分尺寸符号标注于电机平均半径处截面的二维平面展开图中,如图 2 所示。

表 2 YASA AFPM 电机的主要设计参数

Table 2 Main design parameters of YASA AFPM motor

参数	数值	参数	数值
额定功率 P_r /kW	15.62	定/转子外径 D_o /mm	190
额定转速 n_r /(r/min)	3 000	定/转子内径 D_i /mm	110
额定电流 I_{rms} /A	56	定子齿身外径 D_{to} /mm	182
极对数 p	5	定子齿身内径 D_{ti} /mm	118
分块定子数 z	12	永磁体外径 D_{pmo} /mm	182
齿绕线圈匝数 N	26	永磁体内径 D_{pmi} /mm	118
极弧系数 α_p	0.8	永磁体厚度 h_{pm} /mm	5
气隙长度 g /mm	1.5	定子齿身长度 h_{st} /mm	42
槽开口宽度 w_{s-s} /mm	6	定子齿靴厚度 h_{ss} /mm	5
槽宽度 w_{ss} /mm	20	转子背铁厚度 h_r /mm	10

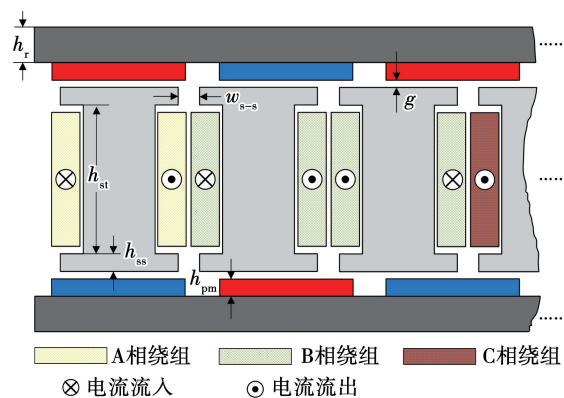


图 2 YASA AFPM 电机的二维平面展开图

Fig.2 Two-dimensional plan view of YASA AFPM motor

2 优化目标的选取和分层

YASA AFPM 电机的分数槽集中绕组结构会产生丰富的谐波,从而增加铁心损耗、永磁体涡流损耗和转矩脉动。作为车用驱动电机,除了追求较高的功率密度和转矩密度以外,还希望具有较高的输出转矩平稳性,同时兼顾经济性能,具有较高的效率。因此,选择输出转矩 T_r 、转矩脉动 T_{rip} 、效率 η_r 等电磁性能和有效材料成本 C_a 作为优化目标。其中,效率的计算仅考虑电磁损耗,不考虑机械损耗和杂散损耗。

效率 η_r 可表示为

$$\eta_r = \frac{P_r}{P_r + P_{Fe} + P_{Cu} + P_{eddy}} \times 100\% \quad (3)$$

式中: P_r 为电机的额定输出功率; P_{Fe} 为铁心损耗; P_{Cu} 为绕组的铜损耗; P_{eddy} 为永磁体损耗。

电机的有效材料成本 C_a 可表示为

$$C_a = c_{smc} W_{stator} + c_{steel} W_{rotor} + c_{pm} W_{pm} + c_{Cu} W_{Cu} \quad (4)$$

式中: c_{smc} 、 c_{steel} 、 c_{pm} 、 c_{Cu} 分别为 SMC 材料、转子背铁、永磁体、铜导线的单价,单位为元/kg; W_{stator} 、 W_{rotor} 、 W_{pm} 、 W_{Cu} 分别为定子铁心、转子背铁、永磁体、铜导线的重量,单位为 kg。

在进行多目标优化之前,首先采用分段偏移的方法对永磁体的拓扑结构进行优化,如图3所示,这能有效降低 T_{rip} 和永磁体的涡流损耗^[28]。 T_{rip} 随偏移角度 β 的变化如图4所示,当 $\beta = 3^\circ$ 时 T_{rip} 最小,但是 T_r 降低,已低于设计要求值,通过后续的多目标优化将有效解决这一矛盾。

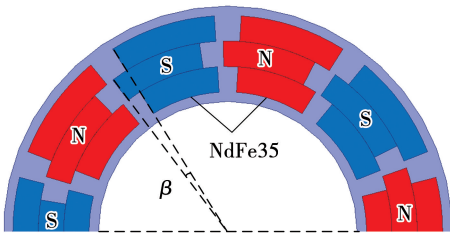


图3 永磁体分段偏移示意图

Fig.3 Schematic diagram illustrating segmented offset of permanent magnets

多个性能指标同时优化时,相互之间会存在影响甚至冲突,例如, T_r 很大时,会造成 T_{rip} 增加,同时会增加永磁体的用量,从而使电机的 C_a 上升;如果过度追求 T_{rip} 的降低,也会造成 T_r 低于要求值。为

了确定电机的关键设计参数对不同性能指标的影响,选取了8个变量进行了灵敏度分析,以多元回归分析的标准化系数作为灵敏度数值,如图5所示,结合对初始电磁设计方案的分析,所确定的优化变量的取值范围如表3所示。

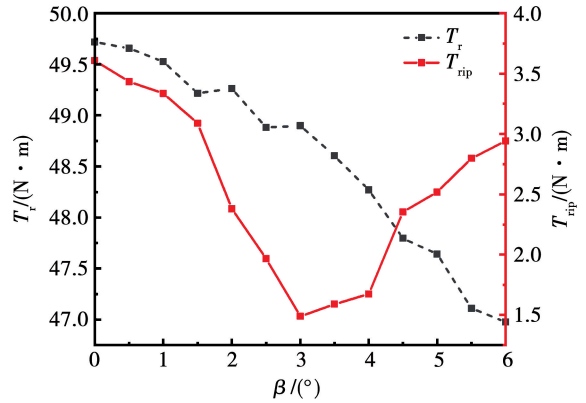


图4 转矩随永磁体偏移角度的变化规律

Fig.4 Variation pattern of torque with the offset angle of permanent magnets

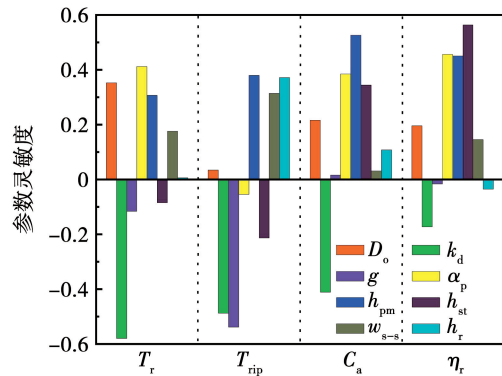


图5 参数灵敏度分析

Fig.5 Parameter sensitivity analysis

表3 优化变量的取值范围

Table 3 Range of values for optimization variables

参数	取值范围
定子外径 D_o /mm	$185 \leq D_o \leq 195$
定子内外径比值 k_d	$0.5 \leq k_d \leq 0.7$
气隙长度 g /mm	$1.2 \leq g \leq 1.8$
极弧系数 α_p	$0.6 \leq \alpha_p \leq 0.9$
永磁体厚度 h_{pm} /mm	$4 \leq h_{pm} \leq 7$
定子齿身长度 h_{st} /mm	$30 \leq h_{st} \leq 45$
槽开口宽度 w_{s-s} /mm	$3 \leq w_{s-s} \leq 9$
转子背铁厚度 h_r /mm	$7 \leq h_r \leq 13$

为了能够高效合理地确定最优的电磁设计方案,本文提出一种多目标分层优化策略。

首先,考虑到驱动电机对输出转矩平稳性的要求较高,将 T_{rip} 作为首要的优化指标,设为第一层。其次,在 T_{rip} 大幅降低的基础上,希望 η_r 有所升高,同时控制成本不能增加太多,甚至降低成本,所以将 η_r 和 C_a 设为第二层优化目标。给定转速下的输出转矩,即输出功率,达到规定数值是电磁方案设计的基本要求,所以将 T_r 同时作为约束条件和优化指标引入第一层和第二层。

根据图5可知,影响 T_{rip} 的因素较多,为了能够更加准确地建立 T_{rip} 的代理模型,将对 T_{rip} 灵敏度较高的定子内外径比值 k_d 、气隙长度 g 、永磁体厚度 h_{pm} 、槽开口宽度 w_{s-s} 、转子背铁厚度 h_r 等5个变量作为第一层优化的关键设计参数。极弧系数 α_p 、定子外径 D_o 和定子齿身长度 h_{st} 对 C_a 和 η_r 的灵敏度较高,作为第二层优化的关键设计参数。具体的优化目标和优化变量的分级情况列于表4中。

表4 优化目标 and 设计变量的分层

Table 4 Optimization objectives and design variables classification

水平	优化目标	关键设计变量
第一层	转矩脉动 T_{rip}	定子内外径比值 k_d
		气隙长度 g
	输出转矩 T_r	永磁体厚度 h_{pm}
		槽开口宽度 w_{s-s}
第二层	有效材料成本 C_a	转子背铁厚度 h_r
	效率 η_r	定子外径 D_o
	输出转矩 T_r	极弧系数 α_p
		定子齿身长度 h_{st}

基于上述对设计变量的灵敏度分析和优化目标的分层处理,一个复杂的多目标优化问题被划分为两个较简单的多目标优化子问题,YASA AFPM 电机的多目标优化问题可以定义如下形式:

$$\text{Min} F_{\text{obj}} = \{F_{\text{level}_1}, F_{\text{level}_2}\}; \quad (5)$$

$$F_{\text{level}_1} = \{-f_1(\mathbf{x}_1), f_2(\mathbf{x}_1)\}; \quad (6)$$

$$F_{\text{level}_2} = \{-f_1(\mathbf{x}_2), f_3(\mathbf{x}_2), -f_4(\mathbf{x}_2)\}; \quad (7)$$

$$\mathbf{x}_1 = [k_d, g, h_{pm}, w_{s-s}, h_r]; \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_2 = [D_o, \alpha_p, h_{st}]. \quad (9)$$

式中: F_{obj} 为全局优化目标函数; F_{level_1} 、 F_{level_2} 分别为第一层、第二层优化的多目标优化函数; $f_i(\mathbf{x})$ ($i = 1, 2, 3, 4$) 为单目标函数,分别代表 T_r 、 T_{rip} 、 C_a 和 η_r ;

\mathbf{x}_1 、 \mathbf{x}_2 分别为第一层、第二层的优化变量向量。

3 基于 Kriging 代理模型的第一层优化

3.1 Kriging 代理模型的构建

第一层的优化变量对 T_r 和 T_{rip} 的影响复杂,通过建立 Kriging 代理模型能准确刻画输入 \mathbf{x}_1 和输出 T_r 、 T_{rip} 之间的未知函数关系,从而节约进行 3D FEA 所需的计算资源和时间。

对于给定的一组具有 m 个设计变量的 n 个设计点 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$, $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 和响应 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$, $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$, Kriging 模型的数学表达式可表示为:

$$\hat{y} = F(\mathbf{x}) + z(\mathbf{x}); \quad (10)$$

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^p \beta_j f_j(\mathbf{x}). \quad (11)$$

式中: $F(\mathbf{x})$ 为数据的回归模型,它是所选函数 $f_j(\mathbf{x})$ 的线性组合; $f_j(\mathbf{x})$ 可以是常数、一次函数或二次函数; β_j 为回归系数; $z(\mathbf{x})$ 是随机过程模型,其均值为 0,方差为 σ^2 。

随机过程的协方差为:

$$\text{cov}[z(\mathbf{x})z(\mathbf{w})] = \sigma^2 R(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{w}, \mathbf{x}); \quad (12)$$

$$R(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{w}, \mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n R_i(\theta_i, w_i - x_i); \quad (13)$$

$$\left. \begin{aligned} R_i(\theta_i, d_i) &= \exp(-\theta_i, d_i^2); \\ d_i &= w_i - x_i. \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中: $R(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{w}, \mathbf{x})$ 是带有参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的相关函数模型,这里采用高斯相关函数,如式(14)所示,因为高斯模型能够提供一个相对平滑且无限可微的表面^[29]; \mathbf{w}, \mathbf{x} 为设计空间中任意两个不同位置。

对于给定的计算机实验设计点的输出,最佳线性无偏估计为已知样本响应值的线性加权^[30],为

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}^T(\mathbf{x})\mathbf{Y}. \quad (15)$$

式中 $\boldsymbol{\lambda}^T(\mathbf{x})$ 为最优加权系数向量,可采用拉格朗日乘法法,通过求解 Kriging 模型线性方程组得到。

3.2 Kriging 代理模型的误差分析

采用拉丁超立方采样实验设计方法,在优化区间内得到 100 个样本点,即 100 个 3D FEA 方案。通过计算机有限元模拟获得每个设计方案的 T_r 和 T_{rip} ,确定样本数据集 (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) 。在第一层优化中, \mathbf{x}_2 取初始设计值。针对第一层优化涉及的两个优化目标 T_r 和 T_{rip} ,采用一阶多项式函数和高斯相关函数

建立 Kriging 代理模型。

为了评估代理模型的性能,选取 R^2 、均方误差 e_{MSE} 、可解释方差 e_{EVS} 、平均相对误差 e_{MRE} 作为评价指标:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_k (y_k - \hat{y}_k)^2}{\sum_k (y_k - \bar{y})^2}; \quad (16)$$

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_k (y_k - \hat{y}_k)^2; \quad (17)$$

$$e_{\text{EVS}} = 1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y)}; \quad (18)$$

$$e_{\text{MRE}} = \frac{1}{n} \sum_k \left| \frac{\hat{y}_k - y_k}{y_k} \right|. \quad (19)$$

式中: y_k 为对应 \mathbf{x}_k 的观测响应,即 FEA 结果; \hat{y}_k 为代理模型的预测响应; \bar{y} 为观测响应的均值; n 为测试集的样本数量; var 为方差。

R^2 、 e_{MSE} 、 e_{EVS} 为全局性能指标。 R^2 用于解释优化目标的变化情况,取值范围为 $0 \sim 1$,值越大,表明代理模型在整个设计空间上的精度越高; e_{MSE} 为测试集误差平方和的均值,值越小,说明预测效果越好; e_{EVS} 与 R^2 类似,用于解释代理模型对数据波动的解释能力,越接近于 1,解释效果越好; e_{MRE} 为局部性能指标,是代理模型预测效果的直观体现,值越小越好, e_{MRE} 为 0,说明误差为 0。

由于代理模型的性能受到实验设计样本点数量和分布的显著影响,故采用两种不同的数据集划分策略全面验证 Kriging 代理模型的精度:

方案 1:按比例划分训练集和测试集。

方案 2:交叉验证,将 100 个样本点分为 5 组,训练集和测试集的比例固定为 4:1,每组依次作为测试集。

由表 5 可以看出,并不是单纯地训练样本数量越多,代理模型的预测精度越高,训练样本的质量也决定了模型精度,当训练集和测试集的比例为 4:6 时, T_{rip} 的预测效果最好。表 6 的交叉验证结果表明,当训练集的规模为 80 时, R^2 稳定在 $0.7 \sim 0.8$ 的区间范围内,说明 T_{rip} 的 Kriging 代理模型不存在过拟合的问题,且具有较高的精度。由于 T_{rip} 受到气隙磁导谐波和磁动势谐波等多种因素的影响,变化趋势缺乏规律性, Kriging 代理模型能将 T_{rip} 的预测误差控制在 10% 以下。

表 5 采用方案 1 的 T_{rip} 预测效果

Table 5 T_{rip} prediction effectiveness using Scheme 1

训练	测试	R^2	e_{MSE}	e_{EVS}	$e_{\text{MRE}}/\%$
30	70	0.685 85	0.033 98	0.686 30	9.625
40	60	0.695 20	0.031 83	0.695 35	9.528
50	50	0.681 64	0.035 94	0.685 53	9.986
60	40	0.669 98	0.039 61	0.674 69	10.351
70	30	0.631 47	0.037 03	0.633 15	10.414
80	20	0.565 97	0.049 37	0.573 81	12.336
90	10	0.559 64	0.046 62	0.561 56	11.905

表 6 采用方案 2 的 T_{rip} 预测效果

Table 6 T_{rip} prediction effectiveness using Scheme 2

训练	测试	R^2	e_{MSE}	e_{EVS}	$e_{\text{MRE}}/\%$
80	20	0.565 97	0.049 37	0.573 81	12.336
80	20	0.707 57	0.032 50	0.764 18	10.927
80	20	0.777 48	0.020 96	0.836 34	8.281
80	20	0.710 53	0.021 20	0.735 03	7.952
80	20	0.733 08	0.033 67	0.766 86	9.224

根据表 7 和表 8 的验证结果可知,无论采用哪种数据集划分策略, T_{r} 代理模型的 R^2 和 e_{EVS} 都在 0.99 以上,十分接近于 1,并且 e_{MRE} 控制在 1% 以下,最低达到 0.455%,说明 Kriging 代理模型对 T_{r} 的预测具有极高的精度。

表 7 采用方案 1 的 T_{r} 预测效果

Table 7 T_{r} prediction effectiveness using Scheme 1

训练	测试	R^2	e_{MSE}	e_{EVS}	$e_{\text{MRE}}/\%$
30	70	0.987 01	0.572 15	0.987 15	1.293
40	60	0.994 60	0.221 85	0.994 60	0.767
50	50	0.997 54	0.103 98	0.997 59	0.551
60	40	0.997 04	0.123 03	0.997 11	0.590
70	30	0.995 80	0.147 06	0.996 70	0.642
80	20	0.997 10	0.111 59	0.997 19	0.531
90	10	0.997 77	0.096 91	0.997 77	0.519

表 8 采用方案 2 的 T_{r} 预测效果

Table 8 T_{r} prediction effectiveness using Scheme 2

训练	测试	R^2	e_{MSE}	e_{EVS}	$e_{\text{MRE}}/\%$
80	20	0.997 10	0.111 59	0.997 19	0.531
80	20	0.997 59	0.165 62	0.997 65	0.737
80	20	0.997 40	0.144 37	0.997 61	0.695
80	20	0.995 71	0.173 05	0.995 83	0.579
80	20	0.998 31	0.073 90	0.998 31	0.455

除了 Kriging 模型,ANN 和 SVM 也被当作代理模型,用于电机的优化设计^[19,23]。为了体现 Kriging 代理模型在 YASA AFPM 电机电磁优化设计中的独特优势,另外建立了 ANN 和 SVM 两种代理模型,将 3 种代理模型对 T_r 和 T_{rip} 的预测性能进行了对比,对比结果如表 9 和表 10 所示。

表 9 ANN 和 SVM 对 T_{rip} 的预测效果

Table 9 Prediction effect of ANN and SVM on T_{rip}

样本数量		ANN		SVM	
训练	测试	R^2	$e_{MRE}/\%$	R^2	$e_{MRE}/\%$
30	70	0.666 62	10.049	0.121 14	14.306
40	60	0.550 25	11.698	0.291 13	13.500
50	50	0.656 86	10.228	0.335 87	13.534
60	40	0.551 48	11.780	0.378 95	13.347
70	30	0.635 48	10.087	0.438 00	12.952
80	20	0.581 83	11.052	0.440 24	13.478
90	10	0.475 57	12.967	0.580 37	10.959

表 10 ANN 和 SVM 对 T_r 的预测效果

Table 10 Prediction effect of ANN and SVM on T_r

样本数量		ANN		SVM	
训练	测试	R^2	$e_{MRE}/\%$	R^2	$e_{MRE}/\%$
30	70	0.642 05	7.287	0.326 89	9.524
40	60	0.859 22	4.421	0.396 46	8.922
50	50	0.384 04	9.353	0.423 53	8.911
60	40	0.504 34	8.326	0.478 17	8.156
70	30	0.348 31	8.993	0.565 74	6.961
80	20	0.731 70	5.774	0.651 76	6.154
90	10	0.733 01	6.471	0.626 49	6.702

从表 9 和表 10 的模型精度检验结果中可以看出,对于 SVM 模型,随着训练样本从 30 增加到 90, R^2 逐渐增大, e_{MRE} 逐渐减小,意味着对 T_r 和 T_{rip} 的预测精度逐渐升高, R^2 与训练样本的数量成正相关关系,说明只有在样本数量较大的情况下, SVM 模型才有较高的预测精度,而大样本对于 YASA AFPM 电机的 3D FEA 来说,是很难实现的,需要耗费大量的计算资源和时间成本。相比于 SVM 模型, Kriging 模型只需要 30 个训练样本就能实现较高的预测精度,在相同的训练样本和测试样本的验证条件下, Kriging 模型的精度都要显著高于 SVM 模型。

在输入样本一定时, Kriging 模型和 SVM 模型具有稳定的输出,即样本不变,每次运行代理模型,

输出结果是不变的,而对于 ANN 模型来说,其预测性能很不稳定,尽管样本相同,每次训练模型的结果也不同,表 9 和表 10 中是多次运行 ANN 模型选取的最好的预测结果,尽管如此,在小样本下,其精度仍远低于 Kriging 模型。因为 ANN 模型在小样本预测上存在不稳定性,不适合将 ANN 代理模型的“输入-输出”系统作为多目标优化的优化函数。

综上,将 Kriging 模型作为 T_r 和 T_{rip} 的代理模型,具有较高的预测精度,并且优于其他代理模型。选取表 6 中 R^2 最大为 0.777 48 的训练样本作为模型输入,得到 T_{rip} 的 Kriging 代理模型;选取表 8 中 R^2 最大为 0.998 31 的训练样本作为模型输入,得到 T_r 的 Kriging 代理模型。将这两个模型对应的“输入-输出”系统作为第一层优化的目标函数。两组样本对应的测试集的 FEA 观测值和代理模型预测值的对比如图 6 和图 7 所示。

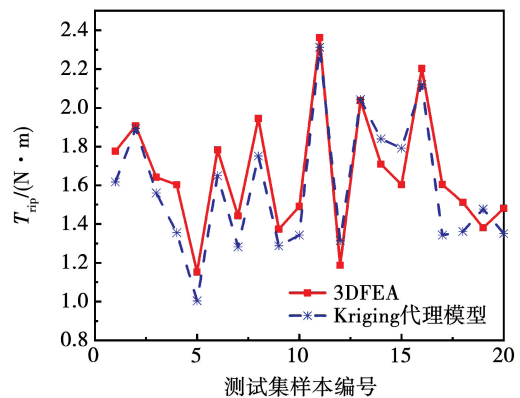


图 6 T_{rip} 真实值和代理模型预测值对比

Fig. 6 Comparison between the actual values of T_{rip} and the predicted values by the surrogate model

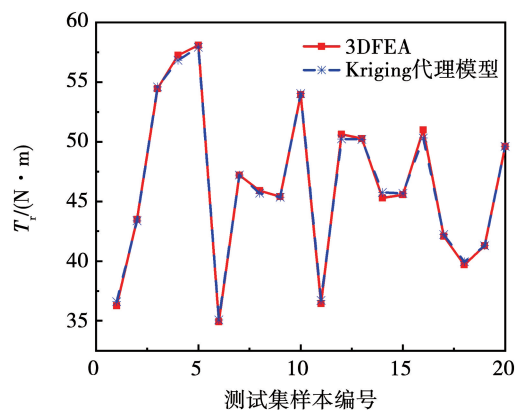


图 7 T_r 真实值和代理模型预测值对比

Fig. 7 Comparison between the actual values of T_r and the predicted values by the surrogate model

3.3 第一层优化结果

优化目标 T_r 和 T_{rip} 之间是相互冲突的, 改变优化变量的取值, 降低 T_{rip} 的同时, T_r 也在降低, T_r 较大的样本点, T_{rip} 也较大, 此时需要在二者之间进行权衡, 确定优化变量的取值, 故采用 NSGAI 算法进行优化。 T_r 和 T_{rip} 的 Kriging 代理模型可表示为:

$$k_1(T_r) = f_1(k_d, g, h_{pm}, w_{s-s}, h_r); \quad (20)$$

$$k_2(T_{rip}) = f_2(k_d, g, h_{pm}, w_{s-s}, h_r)。 \quad (21)$$

式中: k_1 、 k_2 分别表示 T_r 和 T_{rip} 的 Kriging 代理模型; f_1 、 f_2 分别表示由代理模型建立起来的函数关系, 其无法用显式方程来表示。

设置初始种群大小为 200, 最大代数为 500, Pareto 分数为 0.35。最终得到的 Pareto 最优解集如图 8 所示。 $T_r > 49.21 \text{ N} \cdot \text{m}$, 且 T_{rip} 较小的解为可行解, 将这些可行解进行 3D FEA 验证, 结果如表 11 所示, 选择 T_{rip} 最小的解作为第一层优化的最优解, 最优解的 Pareto 编号为 29, 对应的 5 个设计参数的取值定为最优变量取值:

$$\mathbf{x}_1 = [0.5722, 1.725, 5.397, 5.439, 10.16]。 \quad (22)$$

同时, 由表 11 可以看出, T_r 和 T_{rip} 的预测值和 3D FEA 结果之间的误差较小, 证明 Kriging 代理模型具有较高的精度, 可以使用 Kriging 代理模型的输出结果代替计算机有限元模拟结果, 从而提高多目标优化效率。

表 11 第一层优化的可行解

Table 11 Feasible solutions of the first-layer optimization

单位: $\text{N} \cdot \text{m}$

Pareto 编号	预测值		仿真值	
	T_r	T_{rip}	T_r	T_{rip}
41	50.344	1.451	49.973	1.759
7	50.333	1.391	50.050	1.327
4	50.189	1.371	49.785	1.317
43	50.149	1.338	49.919	1.247
54	50.020	1.319	49.892	1.502
37	49.944	1.289	49.775	1.363
42	49.784	1.268	49.557	1.219
29	49.635	1.244	49.547	1.175

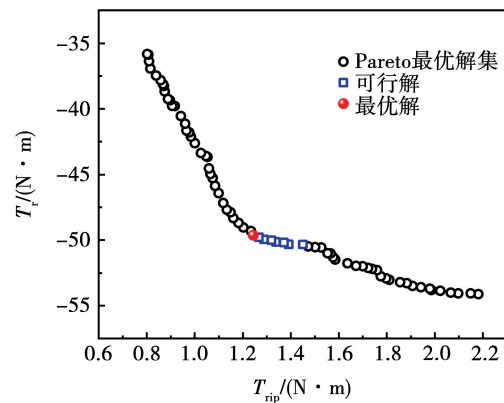


图 8 第一层优化的结果

Fig. 8 Optimization results of the first layer

4 基于 SOPRS 代理模型的第二层优化

4.1 SOPRS 代理模型

第二层的优化变量有 3 个, 分别为 D_o 、 α_p 、 h_{st} 。当优化变量不超过 3 个时, PRS 方法是研究目标 y 依赖于优化变量的变化趋势的最好方法之一。SOPRS 模型的一般表示方式为

$$y = \beta_0 + \sum \beta_i x_i + \sum \beta_{ii} x_i^2 + \sum \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon。 \quad (23)$$

式中: y 为响应变量, 即为优化目标 T_r 、 C_a 和 η_r ; β_i 为一次项系数; β_{ii} 为二次项系数; β_{ij} 为交叉乘积项系数; ε 为误差项, 表示模型无法解释的随机误差, 有利于提高模型的拟合度。

4.2 实验设计与 SOPRS 模型的分析

PRS 建模的实验设计方法, 主要包括中心复合设计 (central composite design, CCD) 和 Box-Behnken 设计 (BBD)。BBD 最适合的变量取值区域是球形域, 而不是立方体域, 所以, 本文选择“轴距” $\alpha = 1$ 的 CCD 方法, 此时也称为中心复合表面设计 (central composite face-centered design, CCFD), 实验点取在 D_o 、 α_p 、 h_{st} 的取值范围所组成的立方体的顶点、面中心点以及体中心点处, 并且体中心点个数取为 3, 此时只需要 17 次 3D FEA 实验。

第二层优化的实验设计为三变量三水平, 如表 12 所示, -1 、 1 、 0 分别表示优化变量取值范围的最小值、最大值和中心值, \mathbf{x}_1 取第一层优化中得到的最优值。

表 12 3 个优化变量的取值及对应水平

Table 12 Values and corresponding levels of the three optimization variables

变量	-1	0	1	α
D_o/mm	185	190	195	1
α_p	0.6	0.75	0.9	1
h_{st}/mm	30	37.5	45	1

实验设计方案以及对应的 3D FEA 结果如表 13 所示,采用标准序(std)排列。由于计算机实验是确定性实验,相同设计条件下得到的结果是一定的,如果将这些相同的结果代入模型,会造成 PRS 代理模型过拟合,故编号 15 至 17 的实验采用不同的有限元网格剖分方式,得到略有差异的实验结果。

表 13 CCFD 实验设计表

Table 13 CCFD experimental design table

std	D_o/mm	α_p	h_{st}/mm	$T_r/(N \cdot m)$	$C_a/\bar{\gamma}$	$\eta_r/\%$
1	185	0.6	30	41.305	580.795	97.029
2	195	0.6	30	47.662	639.336	97.177
3	185	0.9	30	48.619	719.064	97.312
4	195	0.9	30	56.351	794.954	97.440
5	185	0.6	45	39.624	706.933	97.390
6	195	0.6	45	46.100	773.620	97.520
7	185	0.9	45	46.666	845.202	97.606
8	195	0.9	45	54.295	929.238	97.701
9	185	0.75	37.5	44.924	712.366	97.453
10	195	0.75	37.5	52.539	783.655	97.585
11	190	0.6	37.5	43.584	674.207	97.335
12	190	0.9	37.5	51.327	821.024	97.562
13	190	0.75	30	49.816	683.145	97.335
14	190	0.75	45	48.001	813.344	97.631
15	190	0.75	37.5	48.928	747.614	97.532
16	190	0.75	37.5	48.860	747.252	97.528
17	190	0.75	37.5	49.069	747.985	97.540

代理模型的显著性检验结果如表 14 所示, T_r 、 C_a 、 η_r 的代理模型的 F 值均远大于 1, 且 P 值均小于 0.05, 说明 D_o 、 α_p 、 h_{st} 对 T_r 、 C_a 和 η_r 有显著影响, 代理模型是有效的。模型的变异系数 (coefficient of variation, CV) 均远小于 10%, 说明数据的离散程度很小, 相对稳定。通常, 信噪比大于 4, 就认为代理模型的拟合效果较好, 并且 T_r 、 C_a 、 η_r 代理模型的失拟

项的 P 值分别为 0.247 8、0.9、0.456 6, 均大于 0.05, 这些都说明代理模型具有较高的精度和可信度。

表 14 SOPRS 模型的显著性检验

Table 14 Significance test of the SOPRS model

变量	均方	F 值	P 值	信噪比	CV/%
T_r	32.95	1 100.48	<0.000 1	8.379 2	0.359 8
C_a	12 137.81	3.09×10^5	<0.000 1	6.791 4	0.026 5
η_r	0.053 1	1 074.8	<0.000 1	422.903 6	0.007 2

D_o 、 α_p 、 h_{st} 之间的交互作用对 T_r 影响的响应曲面图和 T_r 等高线的投影图如图 9 所示, 随着 h_{st} 的增加, 曲面降低, 说明 h_{st} 与 T_r 呈负相关关系; 底面的等高线投影表明 T_r 随 D_o 、 α_p 的增大而增大, T_r 的峰值在 D_o 、 α_p 的取值上边界处取到。

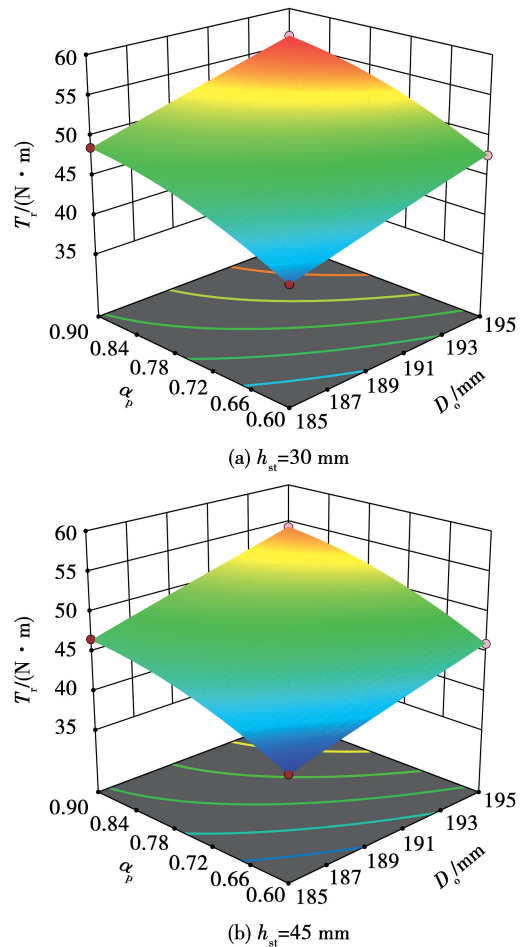


图 9 三个因素之间的交互作用对 T_r 影响的响应面图

Fig. 9 Response surface of interaction between three factors on the impact of T_r

图 10(a)和图 10(b)的底面等高线投影都近似为直线段,说明在 D_o 取值确定的情况下, C_a 的响应面基本为平面, D_o 、 α_p 、 h_{st} 的增大,会造成 C_a 近似线性地增加, D_o 取 185 mm 时, C_a 的最大取值为 845 元, D_o 取 195 mm 时, C_a 的最大取值为 930 元。如图 11 所示, η_r 响应曲面的弯曲较明显,在优化区域内, D_o 和 h_{st} 取值的增大有利于电机的高效运行, D_o 取值较大时, η_r 随 α_p 的增大呈现出先增大后减小的趋势。

对 T_r 、 C_a 、 η_r 的响应曲面的分析结果表明,第二层优化的这 3 个优化目标之间存在冲突,需要采用多目标优化算法在不同的优化目标取值之间做出权衡。

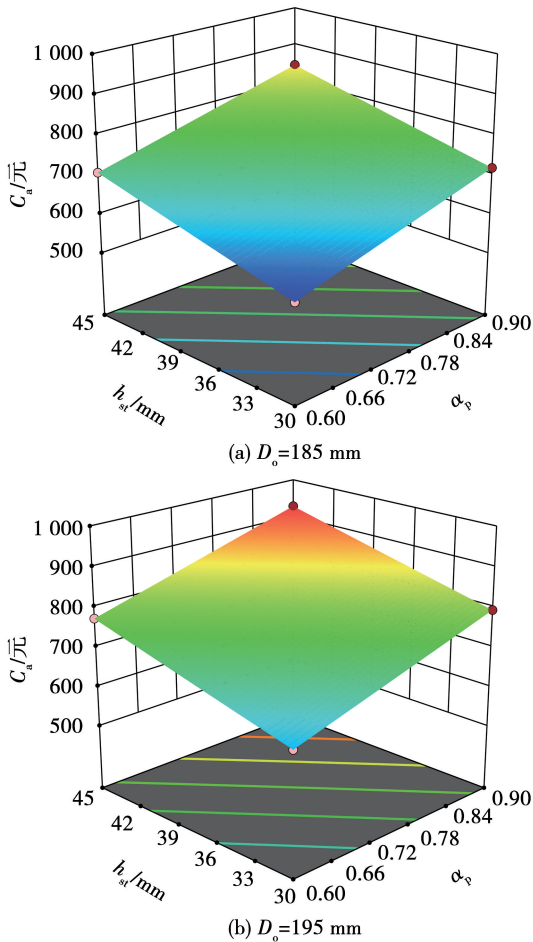


图 10 三个因素之间的交互作用对 C_a 影响的响应面图
Fig. 10 Response surface of interaction between three factors on the impact of C_a

4.3 第二层优化结果

将通过 SOPRS 代理模型得到的 T_r 、 C_a 、 η_r 的数学表达式作为优化函数,采用 NSGAI 算法进行多目标优化,算法设置方式与第一层优化中的相同。

最终得到的最优 Pareto 前沿如图 12 所示。

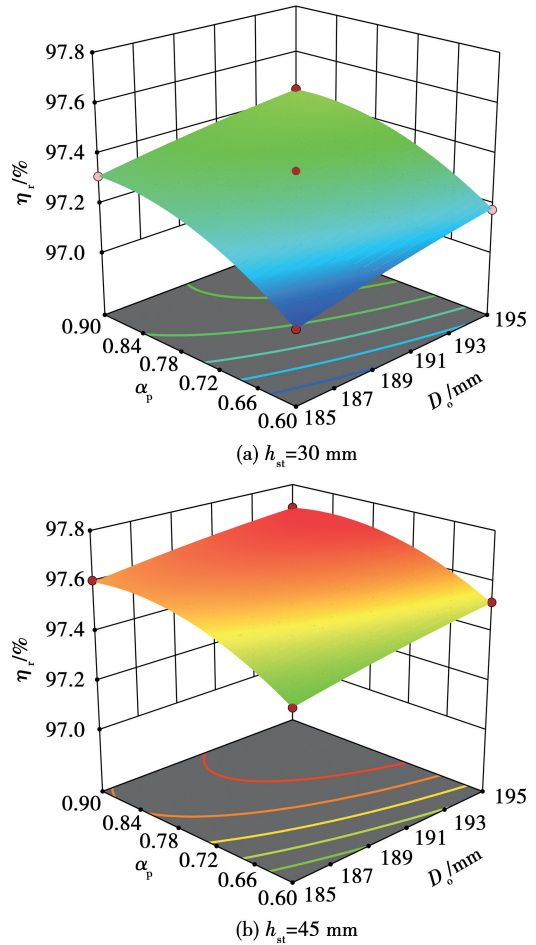


图 11 三个因素之间的交互作用对 η_r 影响的响应面图
Fig. 11 Response surface of interaction between three factors on the impact of η_r

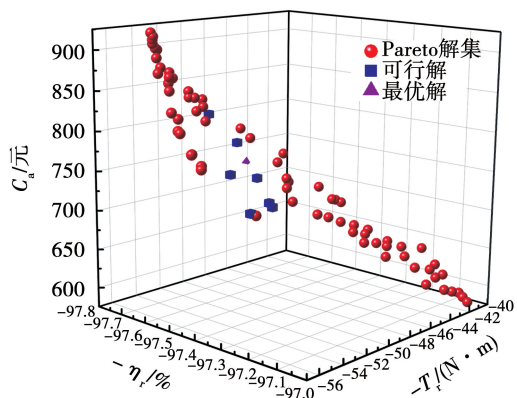


图 12 第二层优化的结果
Fig. 12 Optimization results of the second layer

将 T_r 大于 49.21 N · m, 并且 C_a 较低、 η_r 较高的设计方案定为可行解,可行解对应的优化变量取值

以及优化目标取值如表 15 所示。可行解的 3D FEA 验证结果如表 16 所示,表中同时给出了 T_{rip} 和 m_a 的值。 T_r 、 C_a 、 η_r 的代理模型预测值和 3D FEA 结果之间的最小绝对误差分别为 0.022%、0.002%、0.00036%,最大绝对误差分别为 0.49%、0.017%、0.0032%,表明 SOPRS 代理模型有很高的精度。

表 15 第二层优化得到的可行解

Table 15 Feasible solution obtained from the second-level optimization

编号	D_o/mm	α_p	h_{st}/mm	$T_r/(N \cdot m)$	$C_a/元$	$\eta_r/\%$
49	194.56	0.735	30.59	52.557	711.61	97.396
37	192.85	0.770	34.19	51.834	749.21	97.508
38	193.07	0.756	42.13	50.663	813.60	97.651
56	190.25	0.773	31.66	50.403	710.46	97.409
23	190.59	0.763	32.42	50.270	713.97	97.428
62	189.61	0.808	38.22	49.775	779.09	97.578
73	190.97	0.743	35.93	49.552	737.32	97.508
74	192.96	0.706	38.51	49.536	755.60	97.550

表 16 可行解的有限元仿真验证

Table 16 Finite element simulation verification of the feasible solution

编号	$T_r/(N \cdot m)$	$C_a/元$	$\eta_r/\%$	$T_{rip}/(N \cdot m)$	m_a/kg
初始设计	49.722	772.61	96.914	3.608	11.94
49	52.545	711.62	97.384	1.225	10.67
37	51.655	749.20	97.495	1.330	11.15
38	50.779	813.62	97.641	1.373	12.55
56	50.299	710.48	97.394	1.297	10.43
23	50.024	713.96	97.411	1.432	10.58
62	49.721	779.06	97.564	1.467	11.51
73	49.523	737.30	97.506	1.306	11.20
74	49.467	755.60	97.538	1.122	11.84

针对不同的设计需求,可以选择可行解中的不同设计方案作为最优解。49 号可行解具有最大的输出功率以及较低的成本,但是效率最低;56 号可行解具有最低的成本,其 C_a 较初始设计方案降低 8.04%;62 号可行解具有最高的额定效率,但转矩脉动最大。本文综合考虑各性能指标,选取 74 号可行解为分层多目标优化的最优解,其 T_r 虽然最小,但仍然满足设计要求,同时具有最小的 T_{rip} ,与初始设计方案相比, C_a 降低 2.2%, η_r 提高 0.624%, T_{rip}

降低 68.90%,对应第二层优化的 3 个设计参数最优取值为

$$\mathbf{x}_2 = [192.96, 0.706, 38.51]。 \quad (24)$$

5 电磁性能的比较

为了验证多目标分层优化方法的有效性,将得到的编号为 74 的最优 Pareto 解进行了三维有限元分析,与初始设计方案的电磁性能进行了对比。

两台 YASA AFPM 电机在额定转速 3 000 r/min 下的空载反电动势(back-EMF)波形如图 13(a)所示,幅值相差不大,频率相同,说明二者具有相似的转矩输出特性,即在输入相同定子电流的情况下,输出转矩平均值基本相同。图 13(b)为 back-EMF 的频谱分析,Pareto74 的总谐波畸变(THD)大幅降低,从初始设计的 4.604% 降至 1.396%,奇数次谐波幅值普遍下降,其中 3 次谐波幅值降低最为明显,下降 84.2%,有利于电机的高效平稳运行,降低噪音。

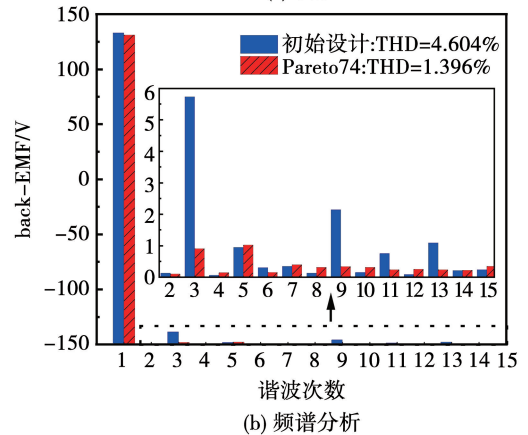
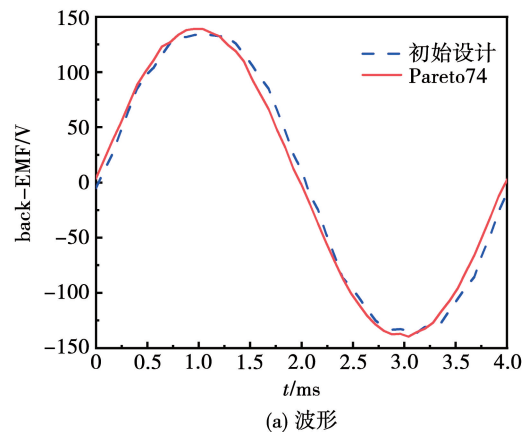


图 13 3 000 r/min 时的空载反电势

Fig. 13 No-load back-EMF at 3 000 r/min

优化前后电机的空载磁密分布如图 14 所示,磁

通密度最大的部位集中在定子齿身与齿靴连接处,以及永磁体的边缘,采用多目标优化结合永磁体分段偏移后的最优设计方案,最大磁密有所降低,磁通密度分布更加均匀,能够有效降低铁磁材料的局部过饱和程度。

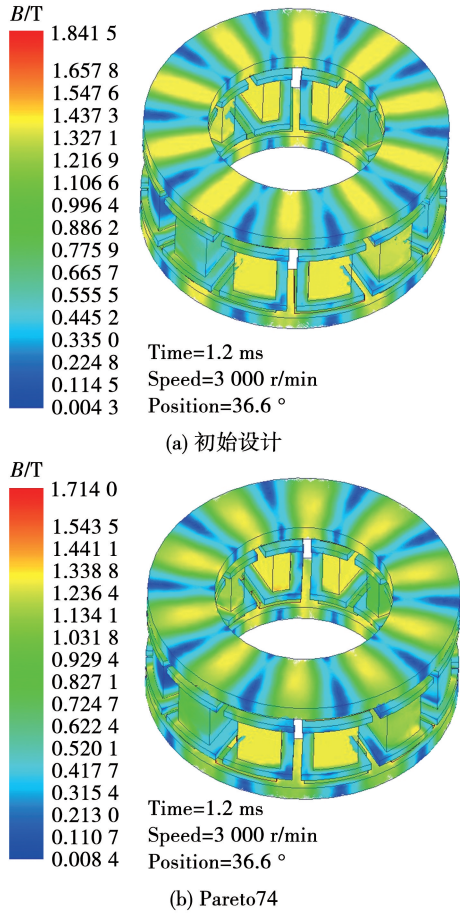


图 14 空载磁场分布

Fig. 14 Distribution of no-load magnetic field

空载气隙磁密 B_{ag} 与电机的性能密切相关,优化前后的 YASA AFPM 电机在一个极距下,不同径向长度 r 处的空载 B_{ag} 随周向长度 c 的变化如图 15 所示。 B_{ag} 波形中间的“凹陷”是由槽开口引起的,开口处等效气隙长度增大,磁密大幅降低。初始设计方案磁密半波的周向宽度均匀分布,如图 15(a) 所示;由于 Pareto74 采用了分段偏移磁极,故磁密半波波形在径向的中间区域发生位移,如图 15(b) 所示。优化前后的 B_{ag} 最大值都为 1.0 T 左右,大部分区域的磁密幅值集中在 0.9 T 左右,说明永磁体的性能被充分利用。

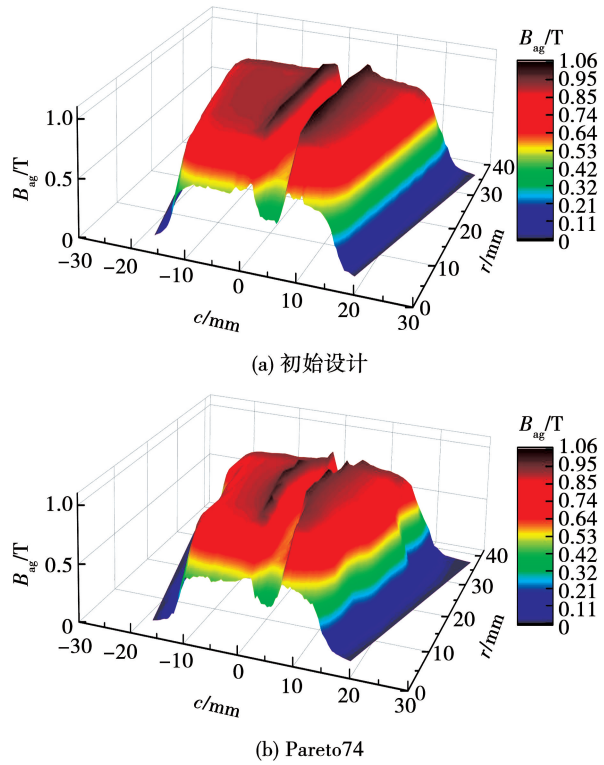


图 15 空载气隙磁密的三维分布

Fig. 15 Three-dimensional distribution of no-load air-gap flux density

电机优化前后的转矩特性如图 16 所示, Pareto74 的额定输出转矩 T_r 的平均值与初始设计基本相同,但是转矩脉动 T_{rip} 下降 68.9%, T_{rip} 占 T_r 的比例 c_{rip} 从 7.26% 下降至 2.27%。齿槽转矩 T_{cog} 的峰峰值由 3.195 N·m 降为 496.5 mN·m,降幅 84.46%,如图 17 所示,同时也说明 T_{cog} 是 YASA AFPM 电机的 T_{rip} 的主要来源。优化前后 YASA AFPM 电机的综合性能对比如表 17 所示。

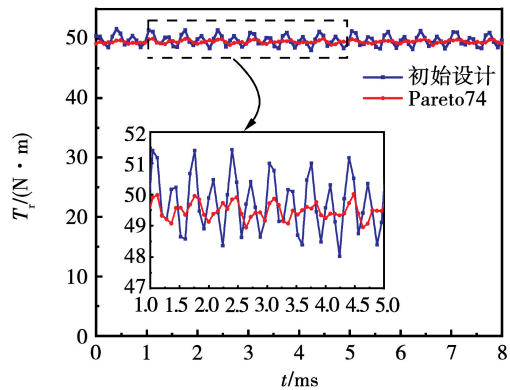


图 16 额定输出转矩对比

Fig. 16 Rated output torque comparison

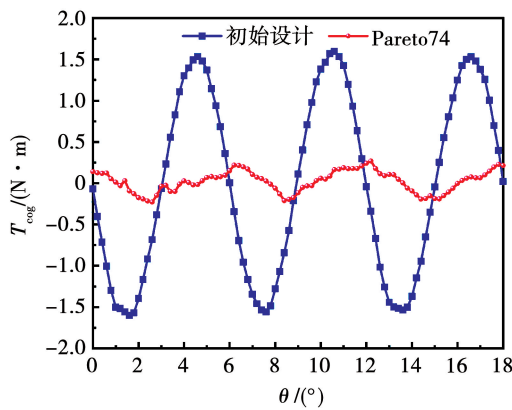


图 17 齿槽转矩对比

Fig. 17 Cogging torque comparison

表 17 综合性能比较

Table 17 Comprehensive performance comparison

指标	初始设计	优化设计
额定转矩 $T_r/(N \cdot m)$	49.722	49.467
转矩脉动 $T_{rip}/(N \cdot m)$	3.608	1.122
效率 $\eta_i/\%$	96.914	97.538
有效材料成本 $C_a/\text{元}$	772.61	755.60
电机的有效重量 m_a/kg	11.94	11.84
转矩脉动系数 $c_{rip}/\%$	7.26	2.27
空载反电势谐波畸变率 THD/ $\%$	4.604	1.396
齿槽转矩峰值 $T_{cog}/(N \cdot m)$	3.195	0.496 5

6 结 论

本文针对 YASA AFPM 驱动电机的多目标电磁优化设计问题,在考虑高维优化目标 and 设计变量的情况下,为了提高优化效率,提出一种分层建立代理模型,结合 NSGAI 算法进行优化的策略。利用较少的 3D FEA 数据,得到了理想的电磁设计方案,有限元仿真验证了所提优化策略的有效性和可行性,得出结论如下:

1) Kriging 代理模型在优化变量的维度较高(5 维)时,仅需 30 组 3D FEA 数据就能实现高精度预测, T_r 代理模型的 R^2 达到 0.987, T_{rip} 代理模型的 R^2 达到 0.686。交叉验证的结果表明, Kriging 模型在不同的 3D FEA 样本数据上的稳定性较高,且不存在过拟合问题,相较于 ANN 模型和 SVM 模型具有明显的优势。ANN 模型在不同的训练样本下,预测准确性波动明显,不稳定; SVM 模型过分依赖于训

练样本的数量,预测精度随样本数量增加稳步提升,样本数达到 80 时,才有较高的预测精度。

2) 优化变量维度较低(3 维)时, SOPRS 代理模型采用 CCFD 实验设计方法, 仅需 17 次 3D FEA 就可以得到精确的优化目标的显式方程,并给出各因素之间的交互作用。

3) 基于 Kriging 和 SOPRS 代理模型的 NSGAI 优化算法,可以快速得到连续准确的 Pareto 最优解,提高了优化效率。分层多目标优化最终得到 8 组可行解,选取转矩脉动最小的解作为最终优化结果,在输出功率满足设计要求的同 时,转矩脉动下降 68.9%,空载反电势 THD 下降 3.208%,额定效率提高 0.624%,成本降低 2.2%,且具有更均匀的磁场分布。

参 考 文 献:

[1] 赵纪龙, 逯卓林, 韩青峰, 等. 轴向磁通永磁电机系统及关键技术前沿发展综述 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (7): 2744.
ZHAO Jilong, LU Zhuolin, HAN Qingfeng, et al. An overview on development of axial flux permanent magnet motor system and the key Technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (7): 2744.

[2] GENG Weiwei, WANG Yu, WANG Jing, et al. Comparative study of yokeless stator axial-flux PM machines having fractional slot concentrated and integral slot distributed windings for electric vehicle traction applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(1): 155.

[3] 关涛, 刘大猛, 何永勇. 永磁轮毂电机技术发展综述[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 378.
GUAN Tao, LIU Dameng, HE Yongyong. Review on development of permanent magnet in-wheel motors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 378.

[4] ARKADAN A A, HIJAZI T M, MASRI B. Design evaluation of conventional and toothless stator wind power axial-flux PM generator[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2017, 53(6): 1.

[5] KUMAR S, LIPO T A, KWON B. A 32 000 r/min axial flux permanent magnet machine for energy storage with mechanical stress analysis[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(7): 1.

[6] 李涛, 张幽彤, 梁玉秀, 等. 定子无磁轭模块化轴向磁通永磁电机研究进展综述 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41 (1): 340.
LI Tao, ZHANG Youtong, LIANG Yuxiu, et al. An overview on research progress of yokeless and segmented armature axial flux

- permanent magnet machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 340.
- [7] 王晓光,尹浩,余仁伟. 轴向磁通无铁心永磁电机多层矩形扁线绕组涡流损耗解析计算及优化[J]. 电工技术学报, 2023, 38(12): 3130.
- WANG Xiaoguang, YIN Hao, YU Renwei. Analytical calculation and parameter optimization of eddy current loss for coreless axial flux permanent magnet synchronous machine with multilayer flat wire winding[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(12): 3130.
- [8] ARAND S J, ARDEBILI M. Multi-objective design and prototyping of a low cogging torque axial-flux PM generator with segmented stator for small-scale direct-drive wind turbines[J]. IET Electric Power Applications, 2016, 10(9): 889.
- [9] MAHMOUDI A, KAHOURZADE S, RAHIM N A, et al. Design, analysis, and prototyping of an axial-flux permanent magnet motor based on genetic algorithm and finite-element analysis[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(4): 1479.
- [10] ROSTAMI N, FEYZI M R, PYRHONEN J, et al. Genetic algorithm approach for improved design of a variable speed axial-flux permanent-magnet synchronous generator[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(12): 4860.
- [11] 佟文明,马雪健,位海洋,等. 基于磁场解析模型与遗传算法的轴向磁通永磁电机多目标优化设计[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(1): 39.
- TONG Wenming, MA Xuejian, WEI Haiyang, et al. Multi objective optimization design of axial flux permanent magnet motor based on magnetic field analytical model and genetic algorithm [J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(1): 39.
- [12] 黄允凯,周涛. 基于等效磁路法的轴向永磁电机效率优化设计[J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 73.
- HUANG Yunkai, ZHOU Tao. Efficiency optimization design of axial flux permanent magnet machines using magnetic equivalent circuit [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 73.
- [13] 谢冰川,张岳,徐振耀,等. 基于代理模型的电机多学科优化关键技术综述[J]. 电工技术学报, 2022, 37(20): 5117.
- XIE Bingchuan, ZHANG Yue, XU Zhenyao, et al. Review on multidisciplinary optimization key technology of electrical machine based on surrogate models [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(20): 5117.
- [14] TARAN N, IONEL D M, DORRELL D G. Two-level surrogate-assisted differential evolution multi-objective optimization of electric machines using 3-D FEA[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 1.
- [15] TARAN N, KLINK D, HEINS G, et al. A comparative study of yokeless and segmented armature versus single sided axial flux PM machine topologies for electric traction [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(1): 325.
- [16] 曹永娟,顾迪,冯亮亮,等. 无磁轭轴向磁通风力发电机多目标偏好优化设计[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(9): 148.
- CAO Yongjuan, GU Di, FENG Liangliang, et al. Multi-objective preference optimization of yokeless axial-flux wind generator[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(9): 148.
- [17] ABD-RABOU A S, MAREI M I, EL-SATTAR A A, et al. Multiobjective design optimization of axial flux permanent magnet brushless DC micromotor using response surface methodology and multi-verse optimization algorithm[C]//2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT), April 9 – 11, 2019, Amman, Jordan. 2019: 13 – 18.
- [18] LIM D K, CHO Y S, RO J S, et al. Optimal design of an axial flux permanent magnet synchronous motor for the electric bicycle [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(3): 1.
- [19] GU Aiyu, RUAN Bo, CAO Wenyao, et al. A general SVM-based multi-objective optimization methodology for axial flux motor design: YASA motor of an electric vehicle as a case study [J]. IEEE Access, 2019, 7: 180251.
- [20] ZHU Xiaoyong, YAN Bing, CHEN Long, et al. Multi-objective optimization design of a magnetic planetary geared permanent magnet brushless machine by combined design of experiments and response surface methods[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(11): 1.
- [21] ZAVOIANU A C, BRAMERDORFER G, LUGHOFFER E, et al. Hybridization of multi-objective evolutionary algorithms and artificial neural networks for optimizing the performance of electrical drives[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(8): 1781.
- [22] 刘洋,宋宝,周向东,等. 轮辐式游标永磁电机分析与多目标优化设计[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(9): 1.
- LIU Yang, SONG Bao, ZHOU Xiangdong, et al. Analysis and multi-objective optimization of spoke type vernier permanent-magnet machine [J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(9): 1.
- [23] FATEMI A, LONEL D M, DEMERDASH N A O, et al. RSM-DE-ANN method for sensitivity analysis of active material cost in PM motors [C]//2016 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), September 18 – 22, 2016, Milwaukee, WI, USA. 2016: 1 – 7.
- [24] 夏斌,王超,孙鑫,等. 基于改进萤火虫算法的永磁同步电机多模态优化设计[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(4): 131.
- XIA Bin, WANG Chao, SUN Xin, et al. Multi-modal optimal design of permanent magnet synchronous motor based on improved

- firefly algorithm[J]. *Electric Machines and Control*, 2024, 28(4): 131.
- [25] BAO Jianwen, XING Jian, LUO Yangjun, et al. Multi-objective shape optimization of permanent magnet synchronous motor based on Kriging surrogate model and design domain reduction [C]// 2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), August 11 - 14, 2019, Harbin, China. 2019: 1-4.
- [26] VUN S T, MCCULLOCH M D. Optimal design method for large-scale YASA machines[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2015, 30(3): 901.
- [27] HUANG Surong, LUO Jian, LEONARDI F. A general approach to sizing and power density equations for comparison of electrical machines [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1998, 34(1): 93.
- [28] 刘慧娟, 刘广冬, 易元元. 无磁轭分块电枢盘式电机齿槽转矩优化设计[J]. *微特电机*, 2024, 52(4): 1.
LIU Huijuan, LIU Guangdong, YI Yuanyuan. Optimization design of cogging torque in axial-flux permanent magnet machine with yokeless and segmented armature[J]. *Small & Special Electrical Machines*, 2024, 52(4): 1.
- [29] 李耀辉. 基于 Kriging 模型的仿真优化方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2019.
- [30] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展[J]. *航空学报*, 2016, 37(11): 3199.
HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: A review of recent progress[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(11): 3199.
- (编辑:刘素菊)

(上接第 58 页)

- [11] LI Xueping, ZHANG Shuo, CUI Xing, et al. Novel deadbeat predictive current control for PMSM with parameter updating scheme[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2022, 10(2): 2065.
- [12] MA Chenwei, LI Huayu, YAO Xuliang, et al. An improved model-free predictive current control with advanced current gradient updating mechanism[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(12): 11968.
- [13] YANG Zebin, MIAO Chenghang, SUN Xiaodong, et al. Model predictive current control for IPMSM drives with extended-state-observer-based sliding mode speed controller[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2023, 38(2): 1471.
- [14] XU Yanping, YAN Zhongqiao, ZHANG Yanping, et al. Model predictive current control of permanent magnet synchronous motor based on sliding mode observer with enhanced current and speed tracking ability under disturbance[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2023, 38(2): 948.
- [15] ALSOFYANI I M, LEE K B. A unidirectional voltage vector pre-selection strategy for optimizing model predictive torque control with discrete space vector modulation of IPMSM [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(12): 12305.
- (编辑:刘琳琳)